

Extendiendo Interfases de Usuario: Agentes, Aprendizaje y Distribución

Marcelo Errecalde, Guillermo Aguirre

Proyecto UNSL-338403*

Departamento de Informática- Universidad Nacional de San Luis

Ejército de los Andes 950 - Local 106

5700 San Luis - Argentina

Tel:(02652)420823 - e-mail {merreca, gaguirre}@unsl.edu.ar

Resumen. El nivel de servicio prestado por parte de las interfases de usuario ha ido evolucionando y mejorando, en procura de facilitar la tarea de los usuarios. Algunas mejoras simplifican el aspecto operativo mientras que otras persiguen lograr una situación de colaboración entre el usuario humano y el sistema de computación. En tal sentido la tecnología de agentes de software se ha particularizado en el ámbito de las interfases dando origen a los agentes de interfase. La combinación de este nuevo recurso de software con técnicas de Inteligencia Artificial ha permitido que el usuario final plasme su sello personal en la forma de interactuar con las aplicaciones [1].

El fenómeno cognitivo trasciende el nivel individual, para considerar también las relaciones con actores externos; es así como surge la conveniencia de que los agentes de interfase interactúen entre sí y con otros tipos de agentes en un marco de trabajo distribuido.

Este artículo analiza los aspectos principales de los agentes de interfase que trabajan y aprenden en forma conjunta, adaptándose a los individuos y a criterios generales, procurando facilitar la tarea de los usuarios. A modo de resumen introducimos una breve reseña de los principales enfoques que se han utilizado en la construcción de interfases de usuario, sus ventajas y deficiencias. Se presentan además, los aspectos generales de nuestra propuesta para resolver los problemas exhibidos por estos enfoques, integrando los conceptos de agentes de interfase, aprendizaje y sistemas multi-agentes en un mismo marco de trabajo.

Palabras claves: Interfases de usuario, redes, sistemas distribuidos, agentes inteligentes, sistemas multiagentes, aprendizaje automático

1. Introducción

El nivel de servicio prestado por las interfases de usuario ha ido evolucionando y mejorando, en procura de facilitar la tarea de los usuarios. A partir de las limitaciones que exhibió la metáfora de interacción clásica conocida bajo el nombre de *manipulación directa*, se presentaron enfoques alternativos basados en los conceptos de *agentes autónomos*, *aprendizaje automático* y *sistemas multi-agentes*. Estos enfoques dieron una respuesta parcial a muchos de los desafíos que surgen de la realidad de estos días, caracterizada por el incremento espectacular del número de usuarios inexpertos, o bien experimentados y sobrecargados de trabajo rutinario, que necesitan hacer un uso efectivo de las computadoras y las redes de computadoras. Si bien estas propuestas alternativas demostraron una serie de ventajas para el usuario de computadoras, exhibieron sus propias falencias y se caracterizaron por la falta de un marco de trabajo que permitiera lograr una integración en forma coherente de las ventajas que cada enfoque exhibió por separado.

Nuestra hipótesis de trabajo es que es posible integrar en un mismo marco de trabajo los conceptos de *agentes autónomos*, *aprendizaje automático* y *sistemas multi-agentes* y que esta

* El grupo de investigación es subvencionado por la Univ.Nac. de San Luis y la ANPCyT (Agencia Nacional para la promoción de la Ciencia y la Tecnología)

integración permitiría no sólo capturar las ventajas de cada uno de estos enfoques, sino que además posibilitaría solucionar o al menos atenuar la mayoría de los inconvenientes que exhiben en forma individual.

Este trabajo presenta las principales motivaciones que justifican esta propuesta, organizándose el resto del paper de la siguiente manera: en la sección 2 se describen los dos enfoques principales que han predominado en la construcción de interfaces de usuario. La sección 3 por su parte describe las características fundamentales, ventajas y limitaciones de los agentes de interfase que aprenden. En la sección 4 se presentan las ventajas potenciales de la integración de agentes de interfase y aprendizaje en el contexto de sistemas multi-agentes, finalizándose en la sección 5 con algunas conclusiones sobre el análisis realizado en este trabajo.

2. Interfaces de manipulación directa versus agentes de interfase

Los agentes de interfase[14, 16] surgen como una alternativa a las interfaces de usuario tradicionales basadas en el *paradigma de manipulación directa* que plantea la interacción del usuario con las aplicaciones utilizando la siguiente mecánica: el usuario necesita hacer alguna *acción* sobre determinados *objetos* y para ello debe explícitamente seleccionar tanto la acción a aplicar como los objetos destinatarios de la acción en forma *demostrativa*. Si bien este paradigma fue una gran mejora sobre sus predecesores, demostró severas limitaciones en los siguientes aspectos:

- Poca capacidad para permitirle al usuario especificar objetos en forma *descriptiva* - aquellos objetos que satisfacen un determinado criterio – [3].
- Las preferencias individuales sólo pueden ser incorporadas en forma muy restringida dentro de la interfase[2].

La interacción unidireccional, que se establecía entre el usuario y la interfase no contemplaba las necesidades de dos tipos de usuario que en los últimos años han tenido un crecimiento vertiginoso:

1. los usuarios novatos que requieren alguna especie de tutor para la utilización de las aplicaciones
2. los usuarios experimentados quienes dedican gran parte de su tiempo en tareas rutinarias (programación de reuniones, organización de sus mails, búsqueda de información en la Web) y que desean delegar estas tareas a otros agentes (humanos o artificiales).

Esta situación planteó la necesidad de dotar a los programas de computadora con la habilidad de *tomar la iniciativa* [8, 12, 13, 15], de manera tal que se comportaran no simplemente como servidores sino como sistemas que *cooperan* con el usuario, ofreciéndole asistencia y automatizando sus tareas en la medida de lo posible. Esta se ha convertido en una de las características distintivas que dio origen al concepto de *agentes de interfase* [14, 16]. Básicamente los agentes de interfase son agentes de software basados en técnicas de Inteligencia Artificial que tienen como objetivo proveer asistencia al usuario que utiliza una aplicación particular.

Cualquier enfoque para el uso de agentes en la interfase debe contemplar dos problemas principales [16]:

competencia: ¿cómo adquiere el agente el conocimiento necesario para decidir *cuando* ayudar al usuario, *en que* aspectos particulares y de *que manera* ?

confianza: ¿cómo podemos garantizar que el usuario se sentirá confiado al delegar tareas en el agente ?

Los primeros agentes de interfase fueron contruidos basándose en dos enfoques principales: *programación por parte del usuario final* y/o *adquisición de conocimiento usando ingeniería del conocimiento*.

El primero consiste en proveer al usuario con un soporte para que pueda definir su propio conjunto de reglas para procesar la información relacionada a una tarea en particular.

En el segundo, el ingeniero del conocimiento será el encargado de dotar al agente con grandes cantidades de conocimiento sobre el dominio y la aplicación y de la forma en que puede contribuir a la realización de los objetivos del usuario.

Ninguno de los dos enfoques permitieron dar una solución integral a los problemas de competencia y confianza [16, 11].

3. Agentes de interfase que aprenden

A partir de las dificultades exhibidas por los dos enfoques previos, se comenzó a explorar un enfoque alternativo basado en técnicas de *aprendizaje automático* (*machine learning*) que ha sido aplicado en una serie de trabajos recientes [14, 16, 17].

Los agentes de interfase son probablemente, uno de los tipos de agentes de software en que se vislumbró con mayor claridad desde sus orígenes, la necesidad y utilidad que tendrían en su construcción, las técnicas de aprendizaje automático.

A partir de la idea de considerar a los agentes de interfase como asistentes de software personal, fue evidente la necesidad de dotar al agente con el conocimiento acerca de las preferencias (hábitos e intereses) de cada usuario particular; también existió amplio consenso con respecto a los beneficios potenciales que tendrían la aplicación de los métodos de aprendizaje automático para la obtención y mantenimiento de este conocimiento "a la medida" de cada usuario de una aplicación.

La idea principal en este enfoque consiste en dotar al agente de interfase con un mínimo de conocimiento inicial y que posteriormente el agente aprenda en forma automática, adquiriendo el conocimiento necesario para ayudar al usuario.

Sin lugar a dudas, el tipo de aprendizaje que ganó más rápida adhesión en la construcción de los agentes de interfase, fue el basado en la observación de las acciones del usuario. En este enfoque, el agente aprende "mirando por sobre el hombro" del usuario a medida que éste realiza sus acciones, detectando patrones y regularidades en su comportamiento. Cuando el agente haya adquirido el conocimiento necesario acerca del comportamiento y preferencias del usuario, estará en condiciones de ofrecer la realización automática de las acciones. Si, por ejemplo, el agente observa que los mails recibidos de una determinada persona son siempre almacenados en un directorio particular, el agente podrá ofrecer automatizar esta acción la próxima vez que se reciba un mail de esa persona.

El enfoque del aprendizaje de máquina aplicado a agentes de interfase está inspirado en la metáfora de la secretaria o asistente personal. Cuando una secretaria comienza a trabajar en una oficina, durante los primeros tiempos no será probablemente de mucha utilidad ya que desconoce los hábitos y preferencias de sus empleadores y le tomará un periodo de tiempo aprender cual es su forma de trabajo. Con el correr del tiempo, sin embargo, la secretaria adquiere este conocimiento aprendiendo ya sea por observación de la forma en que el empleador realiza esta tarea, recibiendo instrucciones explícitas del empleador sobre cómo hacer una tarea o preguntándole a otros empleados más experimentados dentro de la empresa. A medida que la secretaria adquiere competencia en la realización de las tareas, aquellas que fueron originalmente realizadas por el empleador serán delegadas en forma gradual en la secretaria.

Una de las virtudes principales que tuvo la idea de incorporar técnicas de aprendizaje en los agentes de interfase fue que logró dar solución a una de las falencias detectadas en los agentes de interfase con conocimiento fijo: la imposibilidad de adaptarse a los hábitos y preferencias de cada usuario particular y sus cambios en el transcurso del tiempo. En ciertos dominios altamente personalizados tales como administración del correo electrónico y planificación automática de reuniones, estas virtudes fueron determinantes para dar una solución, que en general no podría ser resuelta en forma satisfactoria por un ingeniero de conocimiento quien posiblemente no pueda anticipar cuál es la mejor manera de ayudar a cada usuario particular que puede variar sus hábitos y preferencias con el tiempo.

También se observó que la posibilidad de tener un agente que aprende tendría sus ventajas con respecto a las técnicas de programación por parte del usuario final.

En este sentido, el siguiente cuadro muestra una comparación de los 3 enfoques en base a los aspectos de competencia y confianza que justifica el entusiasmo que ha despertado el enfoque basado en aprendizaje:

	Programación por parte del usuario final	Adquisición del conocimiento basada en Ingeniería del conocimiento	Aprendizaje automático
competencia	Requiere demasiado esfuerzo por parte del usuario final	Todo el esfuerzo recae sobre el ingeniero del conocimiento. El conocimiento del agente difícilmente refleja los hábitos y preferencias de cada usuario individual y sus cambios a lo largo del tiempo	Requiere menos esfuerzo del usuario final y el encargado de desarrollar el agente, logrando un nivel de personalización imposible de lograr con el enfoque basado en ingeniería del conocimiento
confianza	Aceptable. No obstante, la confianza en las habilidades propias de programación no implica que el agente se comportará exactamente como se espera	Es cuestionable pensar que el usuario delegará confiadamente demasiadas responsabilidades en un agente muy sofisticado y autónomo programado por otra persona, del que no conoce muy bien su funcionamiento y limitaciones	La acumulación de conocimiento en forma incremental permite que el usuario pueda ir construyendo paulatinamente su propio modelo de las limitaciones y competencia del agente, delegando sus tareas en la medida que se sienta confiado en el buen funcionamiento del agente

Si bien el enfoque de aprendizaje se muestra como muy promisorio para el diseño de agentes de interfase, un análisis más integral requiere al menos responder las siguientes preguntas:

- 1) *¿ Bajo que condiciones se puede aplicar el enfoque basado en aprendizaje ?*
- 2) *¿ Cómo adquiere competencia el agente. Cuales son sus posibles fuentes de adquisición de conocimiento sobre el usuario. Que tipo de aprendizaje se adecua a cada caso?*
- 3) *¿ Cuales son los problemas y limitaciones que exhibe el enfoque basado en aprendizaje. Cuales son sus posibles soluciones?*

Las siguientes secciones intentarán dar una respuesta a estas preguntas.

3.1. Condiciones para poder aplicar aprendizaje automático en los agentes de interfase

Comportamiento repetitivo: La idea de aprender observando las acciones del usuario, no tendrá demasiado sentido si el uso de la aplicación no implica una considerable cantidad de comportamiento repetitivo que le permita al agente aprender regularidades sobre las acciones del usuario.

Tiempo de aprendizaje razonable: El tiempo que necesita el agente para adquirir el conocimiento que le permita realizar predicciones precisas (*constante de tiempo de*

aprendizaje), deberá ser menor que el intervalo de tiempo durante el cual las regularidades aprendidas permanecen constantes (*constante de tiempo de la tarea*).

Comportamiento diferente entre usuarios: Si existen comportamientos repetitivos de los usuarios, pero es el mismo en todos los casos, probablemente un enfoque basado en conocimiento permita obtener resultados más rápidamente que usando el esquema de aprendizaje.

Atributos relevantes observables: Los atributos fundamentales en que se basan las decisiones del usuario deben ser los suficientemente "observables" para el agente.

3.2. Aprendizaje y adquisición de competencia

En este punto, analizaremos de que manera el agente puede desarrollar gradualmente sus habilidades para lograr ser cada vez más competente con el tiempo, en su tarea de asistir al usuario.

El primer aspecto a considerar son las posibles fuentes o recursos a partir de los cuales el agente adquiere su competencia.

Maes en [16], reconoce cuatro fuentes principales que se pueden observar en la siguiente figura:

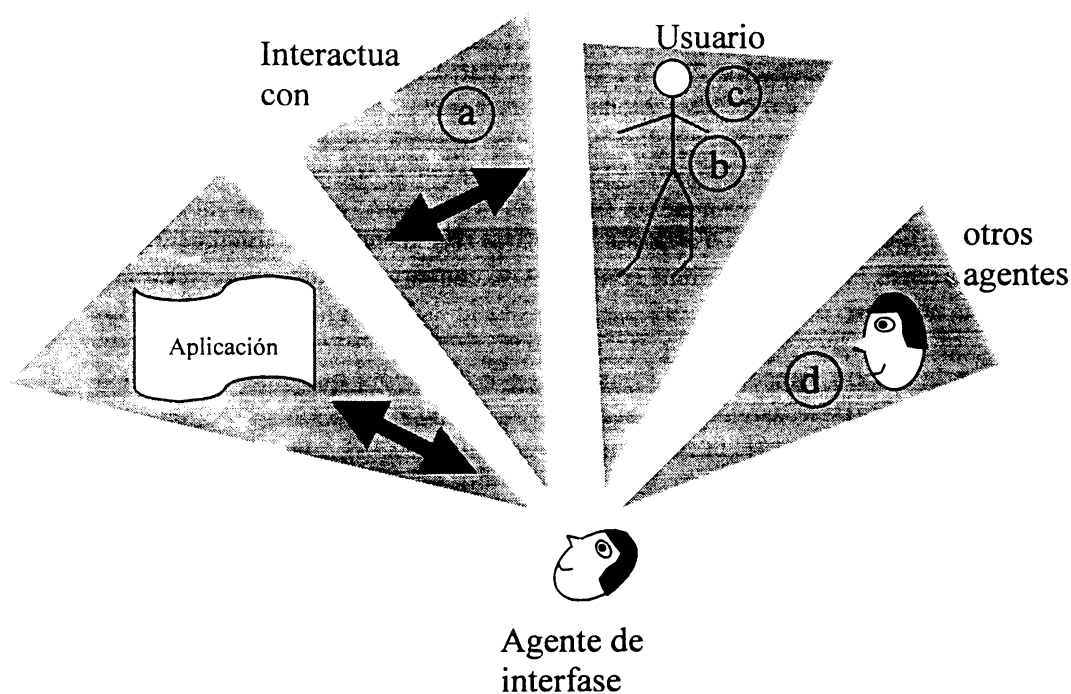


Figura.1 (Adaptada de Maes[16])

- a) Observando de que manera el usuario realiza sus acciones.
- b) Recibiendo el feedback del usuario en forma directa o indirecta.
- c) A partir de ejemplos dados explícitamente por el usuario.
- d) Pidiendo consejos a otros agentes

• La primer fuente para el aprendizaje, es posiblemente la más utilizada entre los agentes de interfase que aprenden y que ya ha sido explicada previamente bajo la metáfora de considerar al agente como mirando "por sobre el hombro" del usuario. Fig. 1 caso a . Existen gran variedad de ejemplos de distintos tipos de agentes de interfase que han utilizado esta idea de detectar

patrones de comportamiento recurrente en el usuario para posteriormente ofrecer automatizar sus acciones. Es así como podemos encontrar agentes de interfase para el correo electrónico [11, 16] que aprenden observando de que manera el usuario prioriza, elimina y ordena los mails que recibe. O agentes de interfase que asisten al usuario en la organización de sus horarios de actividades y reuniones [14, 16] aprendiendo las preferencias que el usuario exhibe en cuanto a lugares, días, horarios y personas al programar sus actividades diarias. También son conocidas las aplicaciones de este enfoque para la asistencia en la búsqueda de información en la Web como es el caso del agente Letizia [25]. En este caso el agente actúa como un *guía*, que aprende las intenciones del usuario observando las acciones que realiza al utilizar algún browser para la Web (por ejemplo, cuando retorna a una página particular o la coloca en su hotlist, cuando "trae" algún artículo a su máquina, etc.).

La primera pregunta que surge al considerar las acciones del usuario como fuente de aprendizaje es: ¿Cual es el método de aprendizaje más apropiado para utilizar en este caso ?.

Antes de responder a esta pregunta deberemos analizar cuales son los métodos potencialmente *aplicables* en esta situación. Un enfoque común es analizar el tipo de feedback que el agente recibe desde su ambiente. Cuando el agente cuenta con la información acerca de cual es la acción o concepto correcto (o aproximadamente correcto) que corresponde a un determinado tipo de situación, y usa esta información para construir una hipótesis que aproxima este comportamiento deseado, decimos que el agente realiza un aprendizaje *supervisado*.

En este caso, si consideramos que el agente de interfase puede percibir todos los aspectos relevantes de una situación y tiene la capacidad de observar la acción tomada por el usuario, vemos que esta información constituye un ejemplo de entrenamiento que podrá ser utilizado por los métodos de aprendizaje supervisado clásicos. En [14] por ejemplo, se utilizaron y compararon 2 métodos de aprendizaje inductivo - redes neuronales e inducción de árboles de decisión (ID3), que al ser entrenados con los mismos datos, exhibieron una performance y precisión similares en la predicción de las acciones del usuario.

En [11, 16] por su parte, se describen aplicaciones que utilizan como técnica de aprendizaje principal al *razonamiento basado en memoria* [22]. En este caso, a diferencia de los métodos de aprendizaje simbólicos clásicos, no se generan reglas que resuelven problemas de clasificación y decisión a partir de los patrones observados en los datos. En su lugar, el agente simplemente memoriza todos los pares (situación-acción) generados y, cuando una nueva situación aparece, intenta predecir las acciones del usuario directamente desde estos datos. Para ello, compara la nueva situación con las situaciones memorizadas más similares y realiza su sugerencia o decisión en base a la acción tomada por el usuario en la situación que más se asemeja a la actual.

En muchos casos, como en [14], no existen mayores diferencias entre la performance de distintos métodos de aprendizaje por lo que la elección de un método particular deberá considerar otros factores.

Un aspecto importante a tener en cuenta es el soporte que brinda el conocimiento aprendido para la justificación o explicación del razonamiento utilizado por el agente en la toma de decisiones. En los agentes de interfase este aspecto adquiere fundamental importancia por su incidencia en la resolución del problema de la confianza que el usuario tiene en el agente y de la delegación gradual de tareas del usuario en el agente. En este sentido, el usuario normalmente se sentirá más confiado en la delegación de tareas en el agente, si el conocimiento aprendido es lo suficientemente entendible como para permitir que cualquier persona lo pueda inspeccionar, editar, evaluar, aumentar o aprobar. En [14] por ejemplo esta es una de las principales causas que determina la elección de los autores del método ID3, por considerar que las reglas que se pueden obtener a partir de árboles de decisión serán de mayor utilidad que el conocimiento monolítico y no simbólico que resulta del aprendizaje en redes neuronales.

El razonamiento basado en memoria por su parte, también permite una forma restringida de explicación de sus decisiones del tipo: "yo pensé que Ud. podía desear tomar esta acción debido a que esta situación es similar a esta otra situación en la cual Ud. tomó esta acción" [16].

Otro factor a tener en cuenta es en que medida el conocimiento aprendido permite que el agente pueda medir su grado de confianza o seguridad en sus predicciones. Esto habilita a que el usuario pueda fijar "umbrales" mínimos de confianza a partir de los cuales define en que

situaciones el agente se debería abstener de realizar cualquier acción, cuando debería realizar sugerencias y cuando puede realizar acciones directamente sin ninguna consulta previa al usuario. Esta facilidad, permitirá que el usuario pueda ir delegando gradualmente sus tareas en la medida que se sienta confiado en el agente, mediante un ajuste sencillo de los valores de estos umbrales.

- La segunda fuente de aprendizaje que se propone en [16], es el feedback recibido en forma directa o indirecta desde el usuario. Fig. 1 caso b Este feedback estará dado por la negativa del usuario a seguir un consejo del agente y tomar otra acción distinta, o en los casos en que el usuario explícitamente da un feedback negativo "reprochando" una acción automática realizada por el agente.

Si bien en [16] sólo se menciona a los feedback negativos, es posible a nuestro criterio extender este modelo permitiendo que el usuario exprese su grado de "satisfacción" con respecto a las acciones que va realizando el agente.

A diferencia de los métodos de aprendizaje supervisado analizados previamente, en este caso al agente no se le dice cual era la acción correcta, sino que se le da alguna forma de evaluación o utilidad de la acción tomada, y el objetivo del agente será tratar de maximizar estas utilidades.

Cuando el agente recibe este tipo de feedback se dice que realiza *aprendizaje por refuerzos*, y en estos casos consideramos que podrán ser aplicados métodos tradicionales de esta área como Q-learning [19], y los que combinan planning y aprendizaje por refuerzo como las arquitecturas Dyna [21] y prioritized sweeping [20].

- Otra fuente potencialmente útil de aprendizaje para el agente surge de los ejemplos dados explícitamente por el usuario. Fig. 1 caso c .

En este caso, la idea es solucionar la falta de conocimiento inicial que tiene el agente, permitiendo que el usuario cree ejemplos de entrenamiento hipotéticos, planteando situaciones o eventos que pueden ocurrir en el futuro y diciéndole que hacer en estos casos. Normalmente el usuario deberá especificar las situaciones en forma parcial y general, y la acción asociada para estos casos (por ejemplo, "guardar todos los mails que lleguen de una determinada persona en este directorio", o "seleccione todos los artículos donde aparezcan las palabras "algoritmos genéticos", etc.)

Si bien existen ejemplos [16] en los que esta facilidad ha sido implementada de una manera muy "artesanal", incorporando el ejemplo en la memoria del agente, incluyendo "wildcards" para las características no especificadas, consideramos que esta área presenta interesantes posibilidades para su desarrollo.

En particular, si consideramos que los agentes de interfase serán utilizados por muchos usuarios que nos están interesados en conocer los aspectos internos de la representación de conocimiento utilizado, es de fundamental importancia que el usuario pueda expresar sus preferencias de la forma más amigable y general posible.

En este sentido, creemos que el método de aprendizaje por medio de *consejos* de un observador externo puede jugar un rol fundamental. Este método consiste en tomar un consejo del usuario en un lenguaje "casi natural" expresado en términos específicos del dominio de la tarea y *operacionalizar* el consejo - es decir, traducirlo en términos de la representación interna que utiliza el agente en su toma de decisiones. De esta manera, el usuario podrá dar consejos útiles al agente, independizándose de los detalles internos de la implementación del agente.

Si bien este enfoque ha sido usado con éxito en varias aplicaciones (por ejemplo [23, 24]) y los consejos pueden incluir términos difusos tales como "cerca", "grande", "viejo", etc., el consejo aún debe respetar ciertas restricciones sintácticas que el usuario puede no estar interesado en aprender. Para estos casos, que incluye en general a los usuarios novatos de una aplicación, estamos estudiando la aplicación de herramientas gráficas que permitan al usuario especificar sus preferencias de una manera más amigable. Así, para el caso de un agente que administra el calendario de reuniones de un usuario, éste podría especificar sus preferencias en cuanto a la conveniencia o no de determinados horarios, simplemente "pintando" de distintos colores los horarios que aparecen en una gráfica con su calendario.

- Una última fuente para la adquisición de competencia, consiste en aceptar las sugerencias recibidas por los agentes que asisten a otros usuarios en la misma tarea, los cuales pueden tener mayor experiencia ante una situación particular. Fig. 1 caso d .

En este caso, las sugerencias que el agente reciba de los otros agentes, no tendrán las características de los consejos del caso anterior, sino que se limitarán a una opinión acerca de que acción tomarían los otros agentes en la misma situación.

Este mecanismo suele ser muy útil, cuando el agente se encuentra en las primeras etapas del aprendizaje y no tiene el conocimiento necesario para realizar sus predicciones con una precisión aceptable.

Si bien la decisión final del agente puede tomar como referencia simplemente la opinión mayoritaria de los otros agentes, existen alternativas más sofisticadas que se basan en el aprendizaje de los modelos de los otros agentes. En estos caso, el agente podría aprender a identificar cuales son los agentes cuyos usuarios parecen tener hábitos o intereses similares a las del propio usuario, usando técnicas de aprendizaje basadas en similitud. O aprender grados de confianza que el agente tiene en los otros agentes de acuerdo a cuan buenas fueron sus sugerencias en el pasado (en [11, 16] se usa una variante de aprendizaje por refuerzo para ello). O bien el método de aprendizaje basado en consejos podría ser usado para que el usuario instruya a su agente para priorizar las sugerencias que reciba de otros agentes que representan a usuarios con interés similares, o con un grado de habilidad o experiencia reconocida en el uso de una interfase particular.

3.3. Problemas y limitaciones del enfoque basado en aprendizaje

Si bien el enfoque de aprendizaje presenta ventajas sobre otros, también tiene sus propias deficiencias que son intrínsecos a la mayoría de los sistemas de aprendizaje. El principal inconveniente surge cuando el agente no tiene ningún conocimiento inicial ya que requerirá un período considerable de tiempo y una gran cantidad de ejemplos de entrenamiento hasta lograr que el agente de interfase pueda realizar predicciones adecuadas para ayudar al usuario. Durante este período de tiempo, el usuario deberá trabajar sin ningún tipo de asistencia de parte del agente de interfase.

Como se discutió previamente, una forma de evitar este problema era permitir que el usuario pueda instruir explícitamente al agente mediante el uso de ejemplos o consejos.

Otra alternativa se proponía en [11], en un marco de trabajo de colaboración multi-agente. La propuesta consistía en solucionar la falta de conocimiento inicial de los agente individuales requiriendo ayuda de otros agentes de interfase con mayor experiencia en una tarea particular.

Si bien este trabajo fue uno de los pocos que enfatizó el aspecto de la colaboración entre agentes de interfase, no contempla interacciones más sofisticadas típicas en otros sistemas multi-agentes como puede ser la negociación con sus pares u otros tipos de agentes.

En [9 y 10] por su parte, se considera esta clase de interacciones y se plantea la posibilidad de introducir aprendizaje en su arquitectura, pero no se detalla de qué manera este enfoque podría ser implementado.

A nuestro criterio sin embargo, éste es un aspecto substancial a ser considerado ya que como se ha reconocido en estos últimos años [6, 7, 18], la adaptación y el aprendizaje constituyen una de las pocas herramientas que permiten evitar o reducir los problemas que resultan de la complejidad de los sistemas multi-agentes.

Otro problema importante cuando los agentes aprenden en forma individual es el relacionado con la observabilidad de los atributos relevantes. Para ejemplificar este aspecto, consideremos el caso de un agente que se encarga de organizar las reuniones de un usuario con otros miembros de su organización. De poco servirán los esfuerzos para aprender del agente, si no cuenta de fuentes adicionales de información como por ejemplo la disponibilidad de lugares para efectuar las reuniones, el status de los otros miembros dentro de la organización para determinar las prioridades, etc.

Como podremos observar en la siguiente sección, estos y otros problemas pueden ser evitados si aprovechamos las virtudes de los sistemas multi-agentes y los integramos en una forma coherente con el aprendizaje automático.

4. Integrando agentes de interfase, aprendizaje y distribución

Nuestra hipótesis de trabajo plantea que es posible obtener una solución integral a los problemas previos que han exhibido las distintas propuestas para agentes de interfase, y que dicha solución se puede lograr mediante la integración de los agentes de interfase en sistemas multi-agentes que aprenden.

Para ello, consideremos en primer lugar algunas de las propiedades de los sistemas multi-agentes que los presentan como potencialmente útiles para su aplicación en agentes de interfase.

las características propias del dominio de la aplicación. En algunos de estos dominios cada usuario requiere su propio agente que será el encargado de defender los intereses de sus propietarios en las negociaciones que tengan lugar con agentes de otros usuarios. Algunos ejemplos de sistemas con estas características son: los sistemas para la coordinación de reuniones [14, 26] y comercio en Internet [27] en los que los agentes deben negociar.

- **lograr una respuesta amable en situaciones de fallas.** En el ámbito de un sistema multi-agente, la existencia de agentes que realizan tareas similares o redundantes persigue reforzar la robustez del sistema, distribuyendo el control y la responsabilidad entre los agentes componentes. De esta manera las fallas que puedan producirse degradan la funcionalidad en forma amigable.
- **distintas visiones para la resolución de un problema pueden mejorar la calidad de los resultados.** Un ejemplo de esta situación puede ser apreciada en el ecosistema multiagente presentado en [28]. En este caso, los objetivos perseguidos por los agentes de filtrado y búsqueda no son disjuntos, y los resultados de sus actividades son distintas versiones de la mejor respuesta que obtuvieron para la tarea que les fue encomendada.
- **tener múltiples agentes puede acelerar la realización de tareas.** Una posible organización de un sistema multi-agente que funcione como interfase de usuario, por un lado puede consistir de agentes encargados de mantener un modelo del usuario con sus preferencias y por otro, agentes específicos para realizar determinadas tareas y reportar los resultados a los agentes del tipo anterior. Ambas clases de agentes podrán correr en entornos de computación paralela. Esta idea se presenta en la arquitecturas propuesta en [9 y 28].

aumento del número de usuarios del sistema. Resulta mucho más sencillo en un sistema multi-agente incorporar nuevos agentes que representen a sus respectivos usuarios en lugar de agregar nuevas capacidades en sistemas monolíticos. Esta situación se presenta en sistemas como los de planificación de reuniones, de comercio en Internet y filtrado de mails y news.

favorecer la tarea de enseñanza entre los agentes. En la medida que algunos agentes adquieren mayor experiencia y conocimiento, pueden transmitir las capacidades adquiridas a otros agentes novatos que se enfrenten a nuevas situaciones, adquiriendo así suficiente conocimiento background que le permita ser útil a su propietario mucho más pronto que si debiera aprender desde cero.

- **favorecer el proceso de aprendizaje individual de los agentes permitiendo el acceso a otras fuentes de información distribuidas.** Este aspecto está orientado a la resolución del problema de la observabilidad de los datos, el cual podría ser significativamente simplificado si dotamos a los agentes de interfase con la habilidad para interactuar y negociar con otros agentes. Por ejemplo para el caso de un agente para la administración del calendario de reuniones de un usuario, su proceso de aprendizaje podría ser mucho más provechoso si se le permite interactuar con el agente encargado de administrar los posibles lugares de reunión, y con los agentes encargados de administrar la información personal de los posibles asistentes a la reunión.

Como se puede observar, existen varias características de los agentes de interfase que podrían ser manejados perfectamente, si los integramos a un contexto de trabajo multi-agente.

En particular, observamos en los dos últimos puntos de que manera un sistema multi-agente puede asistir en el proceso de aprendizaje de los agentes.

El aprendizaje, a su vez, puede prestar una colaboración invaluable para solucionar la complejidad inherente a los sistemas multi-agentes.

En la medida que los agentes de interfase requieran interacciones más sofisticadas con otros agentes, el aprendizaje puede jugar un rol fundamental para controlarlas. Esta tendencia de aplicar aprendizaje a sistemas multi-agentes se ve reflejada en la creciente cantidad de trabajos con este enfoque que se han producido en los últimos tiempos [4, 5, 6, 7, 18].

En este sentido, estamos actualmente estudiando mecanismos de aprendizaje para la negociación entre agentes de interfase para la planificación de reuniones en forma distribuidas, y su comparación con los resultados obtenidos con otros métodos de negociación basados en voting y la ley de oferta y demanda en el mercado de valores.

5. Conclusiones

En los últimos tiempos ha ganado un creciente interés la aplicación de las técnicas de aprendizaje automático en el diseño de agentes de interfase.

En este sentido, este trabajo ha presentado las principales motivaciones, limitaciones y aspectos fundamentales a considerar al utilizar este enfoque. Nuestro objetivo además, fue mostrar cuales serían las principales ventajas de extender los agentes de interfase que trabajan en forma aislada a un contexto de trabajo como sistema multi-agente. Como se pudo observar, muchas de las ventajas generales que presentan los sistemas multi-agentes, son totalmente aprovechables en el diseño de agentes de interfase y en particular permite atacar algunos de los problemas asociados con todo sistema de aprendizaje como son la falta de conocimiento inicial y el problema de la observabilidad de los atributos relevantes.

Se analizó además el hecho de que así como los sistemas multi-agentes pueden asistir en el proceso de aprendizaje, este último también puede ayudar a resolver la complejidad y dinamismo propios de los sistemas multi-agentes facilitando las interacciones entre los agentes, en particular de colaboración y negociación.

En base a estos resultados, nuestro trabajo de investigación está orientado a demostrar que es posible integrar en un mismo marco de trabajo a los conceptos de aprendizaje, distribución y agentes de interfase y que esta integración permitirá capturar las ventajas y reducir los inconvenientes que cada uno de ellos exhibe por separado.

6. Referencias

1. A. Wærn. What is an Intelligent Interface?. www.sics.se/~annika/papers/intint.html
2. Amadeo Cesta and Daniela D'aloisi. Building Interfaces as Personal Agents. SIGCHI Bulletin July 1996 - Vol 28 Nro 3 Pag 108
3. Bill Buxton. HCI and the inadequacies of direct manipulation systems. SIGCHI Bulletin January 1993 - Vol 25 Nro 1 Pag 21
4. Dajun Zeng and Katia Sycara. Bayesian learning in negotiation. International Journal of Human-Computer Studies, 48, in press 1998.
5. Dajun Zeng and Katia Sycara. Benefits of learning in negotiation. In Proceedings of AAAI-97, Providence, Rhode Island, U.S.A., 1997.
6. G. Weiss and S. Sen., editors. *Adaptation and Learning in Multi-Agent Systems*. Springer-Verlag, Berlín, 1996.
7. G. Weiss, editor. Distributed Artificial Intelligence Meets Machine Learning. *Learning in Multi-Agent Environments*. Springer-Verlag, Berlín, 1997.
8. H. S. Nwana. Software Agents: An Overview. *Knowledge Engineering Review*, vol. 11 (3), pags. 205-244, 1996.
9. K. Sycara, K. Decker, Ananddeep Pannu, Mike Williamson and Dajun Zeng. Distributed Intelligent Agents. IEEE Expert Dec-96

10. L. Garrido, K. Sycara. Multi-agent Meeting Sheduling: Preliminary Experimental Results. Proceedings of the Second International Conference on Multi-Agent Systems (ICMAS'96).
11. Lashkari, Y., Metral, M. & Maes P. "Colaborative Interface Agents", Proceedings the 12th National Conference on Artificial Intelligence 1 (1994). Seattle, WA, AAAI Press 444-449
12. M. Wooldridge, and N. R. Jennings. Agent Theories, Architectures, and Languages: a Survey. In Wooldridge and Jennings Eds., *Intelligent Agents*, Berlin: Springer-Verlag, pags. 1-22, 1995.
13. M. Wooldridge, and N. R. Jennings. Intelligent agents: Theory and practice. *The Knowledge Engineering Review*, vol. 10 (2), pags. 115-152, 1995.
14. Mitchell, T., Caruana, R., Freitag, D., McDermott, J. & Zabowski, D. (1994), "Experience with a Learning Personal Assistant", *Communications of the ACM* 37 (7), 81-91.
15. N.R. Jennings, K. Sycara, and M.Wooldridge. A Roadmap of Agent Research and Development. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 1, 7-38. Kluwer Academic Publishers, Boston, 1998.
16. P. Maes. Agents that reduce work and information overload. *Communications of the ACM*, vol. 37(7) pp. 31--40, July 1994.
17. P. Maes. Modeling Adaptative Autonomous Agents. In *Artificial Life: An Overview*, edit. C. G. Langton, pags. 135-162, 1995.
18. P. Stone and M. Veloso. Multiagent Systems: A survey from the machine learning perspective. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Forthcoming, 1998.
19. R. Sutton y A. Barto. "An Introduction to Reinforcement Learning". (Versión preliminar).
20. A. Moore y C. Atkeson. "Prioritized Sweeping: Reinforcement Learning with Less Data and Less Time ". *Machine Learning* - Volumen 13 - Número 1 - Octubre 1993.
21. R. Sutton. "Integrated Architectures for Learning, Planning, and Reacting Based on Approximating Dynamic Programming". – *Proceedings of the Seventh Int. Conf. On Machine Learning*, pp. 216-224, Morgan Kaufmann, 1990.
22. Stanfill and Waltz. Toward memory-based reasoning. *Communications of the ACM*, Vol. 29 (12) pags. 1213-1228, 1986.
23. Richard Maclin and Jude W. Shavlik. Creating Advice-Taking Reinforcement Learnes. *Machine Learning*, Vol.22, pags. 251-282, 1996.
24. D.J. Mostow. Machine Transformation of Advice into a heuristic search procedure. *Machine Learning, an Artificial Intelligence Approach*, eds. R.S. Michalski, J.G. Carbonel and T.M. Mitchell. Palo Alto, C.A.: Tioga Press, 1983.
25. H. Lieberman. "Letizia: an agent that assists Web browsing", Proceedings of IJCAI 95, AAAI Press.
26. Sandip Sen and Edmund H. Durfee. On the design of an adaptative meeting scheduler. In *Proc. of the Tenth IEEE Conference on AI Applications*, pags 40-46, March 1994.
27. Anthony Chavez, Pattie Maes. Kasbah: An agentMarketplace for buying and selling goods. *Proceedings of the first conference on practical applications of intelligent agents and multi-agents technology*, London U.K., 1996
28. Alexandros Moukas. Amalthaea: Information discovery and filtering using a multiagent evolving ecosystem. *Proceedings of the first conference on practical applications of intelligent agents and multi-agent technology*, London U.K., 1996

